

基于深度学习的工程量清单智能识别与 造价快速编制方法研究

张立艳

(河北康城建设集团有限公司, 河北 保定 072650)

摘 要 工程造价管理作为工程建设全流程的核心环节, 直接影响着工程的周期和后续的成本管控成效。然而, 传统工程量清单编制及造价核算中存在着效率低、误差大、人工依赖程度高等问题, 无法满足实际的需求。基于此, 本文首先分析工程量清单智能识别与造价快速编制的核心技术架构, 然后探究了基于深度学习的工程量清单智能识别及造价快速编制方法, 以期为相关人员提供有益参考。

关键词 深度学习; 工程量清单; 智能识别; 造价编制

中图分类号: TU723.3

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.2097-3365.2026.18.028

0 引言

工程量清单作为造价编制的基础依据, 其编制质量及效率直接关系到项目成本控制、招投标管理、竣工结算等环节的科学性。随着建筑工程的单体规模持续扩张, 建筑结构日趋复杂, 而传统工程量清单编制仍普遍沿用造价人员人工识图、手动计算、定额匹配的作业模式, 已难以适应当前工程建设的管控要求。首先是人工识图及计算耗时费力, 中型项目清单编制一般需要 15 ~ 20 个工作日, 无法适应现代工程快速推进的需要。其次, 人工操作易受主观经验、疲劳因素干扰, 清单编制错误率较高, 很容易造成造价偏差。最后, 传统方法对非结构化数据(扫描图纸、工程变更单)的处理能力薄弱, 因而难以做到数据的高效复用及协同共享。

人工智能技术快速发展, 为工程造价领域的革新提供了新路径。深度学习作为人工智能的核心分支, 凭借其对复杂数据的特征提取与模式识别能力, 在计算机视觉、自然语言处理等领域得到广泛应用。将深度学习技术与工程量清单编制、造价核算深度融合, 可实现图纸信息的智能识别、清单内容的自动化生成及造价的快速匹配, 成为解决传统造价痛点的关键方向。

1 工程量清单智能识别及造价编制核心技术架构

基于深度学习的工程量清单智能识别及造价快速编制技术架构可以多源数据融合为基础, 以计算机视觉(CV)和自然语言处理(NLP)为两大技术支柱, 以

清单智能识别、造价快速编制为两大功能模块, 可构建“数据层—算法层—应用层”的三级架构体系, 能很好地将工程原始数据处理成标准化造价文件, 且整体架构模块化程度高, 可拓展、易适配, 对各类建筑工程的造价需求都高度兼容^[1]。

1.1 数据层

数据层是整个技术架构的基础, 其根本功能是收集、预处理工程数据并予以标准化, 是深度学习模型训练、推理所依赖的高质量数据的来源。从当前的实际情况来看, 数据层所接入的数据源可划分为三类: 第一类为视觉类数据, 即 CAD 图纸、BIM 模型、施工现场扫描图、施工图纸照片等, 内含建筑构件的轮廓、尺寸、空间关系诸种视觉信息。第二类为文本类数据, 如工程量清单规范、工程定额标准、项目招标文件、工程变更单、签证单等, 所含内容为计量规则、计价依据、项目特征描述等文本信息^[2]。第三类为历史造价数据, 即各类项目的历史清单、造价文件、材料价格数据、人工成本数据等, 直接服务于造价智能匹配。

数据预处理环节用“自动化处理+人工校验”的方式对多源异构数据做标注、增强及标准化处理: 对视觉类数据先用图像增强方法(旋转、缩放、翻转)提高图纸质量, 再用语义分割算法识别建筑构件并予以标注, 由此剔除模糊、残缺的低质图纸。对文本类数据用文本分类、实体识别技术提取计量、计价信息, 直接将其转换为结构化的数据。对历史造价数据先用离群值剔除算法去除异常数据, 然后建立统一的造价

作者简介: 张立艳(1985-), 女, 本科, 研究方向: 工程造价。

数据字典,最后用数据增强技术适当增大有效训练样本量,提高深度学习模型的泛化能力。

1.2 算法层

算法层是技术架构的核心,集成了适用于工程造价场景的深度学习算法模型,分为计算机视觉算法模块和自然语言处理算法模块,分别用于工程图纸的智能识别及文本类数据的语义理解,支持清单识别、造价编制。

计算机视觉算法模块是以卷积神经网络(CNN)为基础,并改进的 ResNet-152 网络、YOLOv11 目标检测算法及图神经网络(GNN),因此其混合视觉识别模型有十分清晰的功能划分:CNN 及 ResNet-152 网络用于提取图纸上建筑构件的轮廓、尺寸、标注诸种视觉特征,由此识别梁、柱、板、管道诸种构件,YOLOv11 算法专门处理图纸中细小构件(钢筋、阀门)的检测,极大地提高了识别效率,而 GNN 把工程图纸当作图结构数据来处理,以构件为节点,构件间空间关系为边,建模构件的复杂拓扑关系,用于解决安装工程中管线连接、结构节点等复杂场景的识别问题。

自然语言处理算法模块以 Transformer 架构为基础,用 BERT 预训练模型作为起点,先对建筑专业词汇做了系统的预训练优化,继而引入 BM25 算法及 Cross-Encoder 模型来构造多阶语义匹配模型。BERT 模型对工程定额、清单规范等文本做精细的语义分析,因而能可靠地抽取上下文相关的句向量,解决传统关键词匹配中所不能解决的语义泛化问题。BM25 算法用于造价文本的快速检索,Cross-Encoder 模型把查询文本与文档文本直接拼接后输出相似度得分,能做到清单项目与定额标准的高精度语义匹配,为造价快速编制提供了坚实的算法支撑^[3]。

1.3 应用层

应用层是技术架构落实的环节,要承接算法层的推理结果,由此实现工程量清单智能识别、造价快速编制两大功能,同时提供结果展示、人工修正、数据导出等辅助功能。

由于工程量清单智能识别模块能接收算法层所输出的视觉识别及文本理解结果,因此可以从工程图纸中提取构件信息,再根据工程清单规范的语义要求自动生成标准化的工程量清单,清单中完整包含项目编码、项目名称、项目特征、计量单位、工程数量诸种要素,且支持对非标准图纸、特殊构件的识别结果做人工复核。

造价快速编制模块基于工程量清单智能识别结果,通过多阶语义匹配模型将清单项目与工程定额标准、历史造价数据进行智能匹配,自动计算分部分项工程费、

措施项目费、其他项目费等造价费用,同时融合市场价格数据实现材料价格、人工成本的动态更新,最终生成符合地区定额标准的造价文件,支持 Excel、PDF 等多种格式的导出,实现与传统造价软件的无缝对接。

2 基于深度学习的工程量清单智能识别与造价快速编制方法

从所提出的“数据层—算法层—应用层”技术架构出发,可设计从工程数据输入到造价文件输出的全流程智能化方法,即把其划分为四个步骤:工程数据预处理与标准化、基于深度学习的工程图纸智能识别、工程量清单自动化生成、基于语义匹配的造价快速编制,各步骤彼此衔接、互为支撑,实现工程量清单识别及造价编制的一体化自动化。

2.1 工程数据预处理与标准化

工程数据预处理及标准化是模型识别、造价编制获得高精度的基础,因此可对视觉类数据、文本类数据分别予以恰当的预处理,再统一转换为适合深度学习模型输入的标准化数据格式。

针对 CAD 图纸、BIM 模型等视觉类数据的处理可以分为几个明确阶段:先做格式转换,把非通用格式(专用 CAD 格式)转为 DWG、DXF 等通用格式,对扫描图、照片等栅格图像做矢量化处理,用图像去噪、对比度增强等方法对图像质量加以优化,去除图纸中所含的模糊、噪点、划痕诸种干扰因素^[4]。之后用语义分割算法对图纸中建筑构件、尺寸标注、材料符号等要素做自动化标注,再由专业造价人员对标注结果做严格的人工校验,最终得到高质量的带标注视觉训练数据。

对工程定额、清单规范等文本类数据先做系统的文本清洗,即去除无意义字符、重复内容及无效信息,再进行分词及词性标注,由此构建建筑专业词汇的自定义词表,从而解决通用分词工具对专业词汇分割不准的问题。之后用实体识别技术从文本中抽取定额编号、项目名称、计量单位、计算规则诸种实体,把非结构化文本转化为“实体—属性”的结构化数据。最后在此基础上构建工程造价领域的词向量库,把文本数据恰当地向量化,作为自然语言处理模型的输入。

2.2 基于深度学习的工程图纸智能识别

由于工程图纸智能识别是工程量清单生成的基础,因此用 CNN、GNN 和 YOLOv11 混合视觉识别模型对工程图纸中建筑构件做准确、快速的识别,进而可靠地提取构件的类型、尺寸、数量、材质、空间关系诸种信息。

首先,把预处理并标准化的工程图纸输入改进的 ResNet-152 网络,先用卷积层、池化层对图纸做系统、层次分明的特征提取,获得建筑构件的浅层视觉特征

及深层语义特征,完成梁、柱、板、墙体诸种构件的初步识别。之后把识别结果输入YOLOv11目标检测算法,对图纸中细小构件做准确的检测,弥补ResNet-152网络在小目标识别上的不足,切实提高识别的完备性。随后引入GNN模型把工程图纸转换为图结构数据,以识别出的各构件为节点,以构件间的连接关系、空间位置关系为边,利用节点特征的迭代更新捕获构件的复杂拓扑关系,解决安装工程中管线走向、结构节点连接等复杂场景的识别问题,最终给出真正结构化的构件识别结果。

在具体的图纸识别过程中,算法模型采用迁移学习方法,将在通用图像数据集上训练的模型参数迁移至工程造价领域的图纸识别任务中,可有效解决工程造价领域标注样本不足的问题,提升模型的训练效率与识别精度。

2.3 工程量清单自动化生成

从工程图纸智能识别所得的结构化结果出发,结合工程量清单规范中所列的计量规则,自动生成工程量清单,其本质就是把构件识别信息转换为符合国家标准的清单内容,因而自然地解决了传统清单编制中人工换算、手动录入的问题。

首先系统地构建工程量清单规范知识库,把国家及地方的工程量清单计价规范、计量规则予以结构化存储,形成“项目编码—项目名称—项目特征—计量单位—计算规则”的明确关联知识库,由此为清单生成提供规范依据。然后将图纸识别所得的构件信息与清单规范知识库做智能匹配,根据所选计量规则自动准确计算工程数量^[5]。继而根据清单规范的要求自动生成项目编码、项目名称,完整地描述项目特征,合理选择计量单位,形成初步的工程量清单。最后设置人工复核环节,造价人员可对清单中非标准项目、特殊构件的计算结果进行人工校正、补充,切实保证工程量清单的准确性,所修正的清单数据随即反馈至模型训练库,用以不断优化完善模型。

2.4 基于语义匹配的造价快速编制

造价快速编制是以自动化生成的工程量清单为基础,并结合了BERT、BM25以及Cross-Encoder的多阶语义匹配模型,能很好地实现清单项目与工程定额、历史造价数据的智能匹配,再结合市场价格数据完成造价快速计算,因此其根本问题就是解决清单项目与定额标准的语义匹配问题^[6]。

首先,构建工程造价匹配数据库,整合工程定额标准、历史造价数据、市场价格数据三大类数据。其中,工程定额标准包含全国统一定额、地方定额及各专业

定额;历史造价数据包含不同类型、不同规模项目的历史造价文件;市场价格数据包含建材价格、人工成本、机械使用费的实时更新数据。然后,将工程量清单中的项目特征描述输入至多阶语义匹配模型,先通过BM25算法对工程造价匹配数据库进行快速检索,筛选出与清单项目语义相关的定额项目与历史造价数据,缩小匹配范围。接着,通过Cross-Encoder模型对筛选后的结果进行高精度语义匹配,计算清单项目与定额项目的语义相似度,选择相似度最高的定额项目作为匹配结果。最后,根据匹配的定额项目计算分部分项工程费,结合措施项目费、其他项目费、规费、税金的计算规则,同时融合实时市场价格数据实现人材机费用的动态调整,自动生成完整的造价文件,造价文件包含造价汇总表、分部分项工程量清单与计价表、措施项目清单与计价表等核心内容,支持人工对造价结果进行微调,满足不同项目的造价需求。

3 结束语

当前工程造价领域仍存在工程量计算繁琐、清单编制效率低、人为误差较多等传统痛点,严重影响造价工作的精准度与推进速度。随着人工智能技术的不断发展与建筑行业数字化转型的深入推进,深度学习在工程造价领域的应用更加广泛与深入,可有效解决传统工程造价领域存在的问题。本文结合工程造价领域的传统痛点分析了基于深度学习的工程量清单智能识别与造价快速编制方法,从工程数据预处理与标准化、基于深度学习的工程图纸智能识别、工程量清单自动化生成、基于语义匹配的造价快速编制四个方面探究了具体的措施,完整呈现了技术落地的具体实现路径,为行业内同类智能造价技术的后续研究与工程落地提供了可参考的实践框架。

参考文献:

- [1] 严黎黎.公路工程造价智能化应用研究:基于公路工程智能提取工程量应用方法的创新实践[J].价值工程,2026,45(08):38-41.
- [2] 许兵,王嘉琦.浅析建筑工程造价咨询服务能力提升的策略[J].建材发展导向,2026,24(03):67-69.
- [3] 赖铭华,庄承荣.人工智能技术在工程造价领域的应用与实践[J].工程造价管理,2026,37(01):63-68.
- [4] 买媛,王国勇,秦雨婷.数字化转型下工程造价管理的范式革新与实践路径[J].住宅与房地产,2026(03):123-125.
- [5] 王波祥.数字孪生赋能下建筑工程造价超预算的防控机制研究[J].建筑与预算,2026(01):46-48.
- [6] 蔡娟.智能建造技术对城市工程造价影响因素分析[J].城市开发,2026(02):89-91.